

### 【講演3】

繁樹 博昭 (高知工科大学准教授)

### 「脳活動情報から心を読む」

ありがとうございます。高知工科大学の繁樹です。きょうは脳活動情報から心を読む、いわゆるマインドリーディングの話をさせていただきます。

先ほどの唐山先生の講演にもありましたように、脳波であるとかいろいろな脳の活動を計測する方法があるのですが、きょうはMRI、磁気共鳴画像法を用いたマインドリーディングの研究を紹介させていただきます。

こちらはMRIによる画像ですが、左側は構造画像あるいは解剖画像というのですが、もともとのMRIの使用の目的はこのように脳に限らず体の中の組織を画像化して見ることでした。ところが、80年代の末に脳が活動すると代謝が起こって酸素が消費されて、その酸素を供給するために酸化ヘモグロビンを含んだ血流量が増える、それがこのMRIの画像によって計測できることがわかって、脳の活動を計測することもできるようになった。こちらがその構造に対して脳が働いている機能を調べることができるということで、ファンクショナルMRI (fMRI) というふうに呼ばれます。

このような画像を見るとかなり細かく見えるので、頭の中を非常に詳しく覗けるような気がするのですが、実際にそのサイズを見ますと、MRIの画像ではVoxel (ボクセル) というのですが、1つの画素に当たるものを2次元の画像ではピクセルといいます、ボリュームを持ったセルという意味でVoxelという用語を使っていますが、そのVoxelのサイズは構造画像では1ミリ角くらい。これは時間をかけて測ることができるのである程度細かく見えるのですが、機能画像になると、最近では2ミリくらいのものもありますが、さらに解像度が悪くなって3ミリ角くらい。1つのスライス、1つの平面の画像でいうと64×64くらいという、一昔前の携帯の画像よりさらに悪いくらいの映像でしかありません。ここから1つのVoxelが含む神経細胞の数というのは数十万くらいのオーダーになりますので、そこから心を読むというのはかなり難しいことなのではないかということが想像される思いますし、実際それは困難であると考えられていました。

このfMRIを使った従来の典型的な手法といいますと、Voxelごとに条件間の比較をします。これをブロックデザインというのですが、10秒前後の条件ごとに刺激、視覚であれば映像を出したり出さなかったり、そういう条件ごとに脳活動を計測して、その条件間でVoxelごとあるいはVoxelの小さな集団ごとに、例えば何も見ていなかった時と見ていた時の間に差があるかどうかということを統計的に分析して、それは偶然と考えられるにはあり得ないほど差があるというような差があればそれを画像化してこのように活動しているところというふうに表示します。

このように脳画像があってこれは視覚刺激を出したときに後ろのほうで活動していることをあらわしているのですが、このように見ると脳全体を詳しく検討しているように見えますが、実際にやっていることはVoxelごとあるいは小さなVoxelのグループごとの比較でしかありません。

そういった従来の手法で、例えばこの単純な視覚刺激、線分の傾きをMRIの画像から復元、推定できるかどうかということを考えたときに、視覚の情報というのは後頭野、脳の後ろのほうで活動するわけですが、どのような線分を見たとしても活動の度合いという意味では同じように活動し

てしまいます。なので、従来の手法ではなかなかそのような線分の傾きを推定することは難しいと考えられていました。

そこでKamitaniさんら、あるいはHaynesらがほぼ同時に同じような線分の傾きを推定する研究を行ったのですが、彼らはどのような手法を用いたかという、先ほどの唐山先生の講演にもありましたようにパターン認識の手法を利用した分析法を使っています。

これは複数のVoxelによる多変量解析ということで、Multi Voxel Pattern Analysis略してMVPAと呼んでいます。脳画像というのは画像のパターンがあるということで、例えば線分の傾きであればある傾きのときの脳画像パターン、別の違う傾きのときの脳画像パターンというものを別々に計測してそれを判別する学習を機械にやらせる。先ほどもありましたが、機械学習などの手法を用いてそれぞれの刺激のときにあらわれる脳活動というものを判別すればいいと考えたわけです。

どうしてMVPAのような手法が有利かといいますと、例えばこれはあくまで例ですが、放射状の刺激と双曲線状の刺激を分類したいと考えたときに、左の図のような例でしたら、縦横はそれぞれのVoxelの反応を示していますが、双曲線状の刺激を出したときにVoxel 1は強い反応を示して、放射線状の刺激の場合は弱い。Voxel 2は逆の反応をすると、こういうふうに明確に分けられるような反応でしたら、Voxel 1で反応が強くてVoxel 2で反応が低ければそれは双曲線状の刺激だと判定できるわけですが、実際は先ほど言いましたように同じ視覚、同じカテゴリー内の刺激であれば脳活動の程度というものは右の図のようにほぼわずかな差でしかないわけです。けれども、ここでは2つのVoxelの反応だけを見ているのですが、それぞれの反応を多次元で表現して、そうするとここに線を引けば、それぞれのVoxelではわずかな差でしかないものが、この線を引けばその分布が明確にわかる。こういうふうな判別法を用いて、これは2つのVoxelですが、多数のVoxelの情報を使うことで精度よくその違いを推定できるというやり方を採用して、実際KamitaniさんらやHaynesらはそのデコーディング、見ているものを推定することを可能にしました。

デコーディングと言っているのはどういうことかと言いますと、視覚刺激が処理されて脳内で何らかの表象を生じる。これはある刺激が符号化されて神経信号に換えられるわけですが、その換えられて符号化された信号をMRIの場合は血流の信号ですが、その血流のパターンの違いから復号化する、解読するという意味でデコーディングというふうに呼んでいるわけです。

このデコーディングの手法をまとめますと、例えば縞の方位のような刺激条件ごとに脳活動を測定して、その選択したVoxelの脳活動の情報を、どんな判別の方法でもいいのですが、例えば線形サポートベクタマシンといったような機械学習のアルゴリズムで学習して、判別器をつくる。この学習するというのは機械に学習させるわけです。そのつくった判別器を用いて学習に使っていない脳活動情報からそれがどういう刺激を見たときの脳活動なのかということを推定する、こういう手法を使います。

サポートベクタマシンというのは基本的には2つのパターンの違いを見るだけですが、それを組み合わせてKamitaniさんらは8つの方位を精度よく識別することができました。この図のそれぞれの点線というのは、例えば45度の線分を見たときの脳活動情報から、これは何度の刺激かとい

うものを推定させたときに、その出力がこの中心からの距離であらわされています。その精度が  
いいほど、この45度のところに狭い範囲で出力するということがいえて、これは実際に45度を出し  
たときに正しく45度と精度よく判定できたということがいえます。

これは実際に刺激そのものを見ている例ですが、Kamitaniさんは、この図のように明るさの違う  
2種類の線分を出して、45度か135度のどちらかの線分に注意を向けてくださいという課題もおこ  
ないました。あらかじめつくっておいた判別器を使ってこの実験参加者がどちらの向きに注意を  
向けているかを判別したところ、先ほどよりはなまっていますし、この場合は45度か135度の2択で  
すが、それでもやはり偶然と考えられるよりは十分に精度よく注意を向けている角度を判定するこ  
とができた。これは実際に提示されている刺激の中にはどちらに注意を向けているかという情報  
が何もないので、まさに心の中にしかないものを解読できたということになります。

彼らは同じような手法を用いてドットの運動方向も推定することができて、さらにドットが時計  
回りあるいは反時計回りに動くドットを組み合わせた両方の運動情報を持ったもののどちらかに  
注意を向けた場合でもある程度の精度をもって推定することを示すことができました。

この図は視覚野を細かく分けて、それぞれの視覚野が示したデコーディングの正答率ですが、  
黒い線が運動方向、灰色の線が線分の方で、このMT+と呼ばれるところは運動に特に反応する  
ところで、運動の処理をしていると考えられるのですが、このMT+では線分の方ではほとんど  
チャンスレベル、偶然の確率しか判別できないのに対して運動方向はそれよりも高い精度で判別  
できているということで、その領野ごとに正答率を比較することで脳内の領野ごとの機能を特定で  
きるのではないかということが考えられます。

これは私の研究になりますが、そういった領野ごとの比較をやってみた研究で、先ほどの北崎  
先生のご講演にもありましたオプティックフローを刺激として、ある拡大する中心から放射状に点  
が流れる映像を見ると自分が進んでいる知覚が生じる。その拡大の中心が右とか左にずれてい  
るとそちらのほうに向かって移動しているような感覚を生じますが、それをデコードしようという研  
究です。実際に用いた刺激はこのようなものですが、単に運動方向を推定するのではなくて、先ほ  
どの北崎先生のスライドにもありましたように、自分が動いたりあるいは目を動かしたりすると、フ  
ロー自体は変わるわけですが、自分が知覚する運動方向というのは変わらないわけです。そこで、  
目を動かしたときに自分が知覚する自己運動の方向を正しくデコードできるかということを調べま  
した。それを調べるために、この中央のところに赤い点があってそこをずっと見つめる条件と、赤  
い点が右側にスライドしていったそれを注視する条件。その赤い点をスライドするのを注視したと  
きに目に映る運動の情報をシミュレーションした条件、3つの条件を使ってそれぞれ学習とテスト  
をする。それからその学習とテストを条件間で一般化できるかということを調べることで、知覚内  
容そのものを学習しているのか、あるいは網膜に映った運動そのものを学習しているのかという  
ことを分離することができるわけです。それを示したのがこの図で、先ほど言ったMT+というの  
は運動を処理しているだけではなくて、眼球運動の動きを補償した自己運動知覚にも関連してい  
るという先行研究がありますので、眼球運動がないときの映像の脳活動情報で学習して、MT+で  
は眼球運動をしたときの脳活動情報を正しく推定できるだろう。逆にもっと初期の、目に映った情

報が最初に脳に送られて処理される場所では、網膜に映った運動そのものを処理しているはずなので、眼球運動をしたときとその眼球運動をしたときに映るはずの映像を見たときの間で学習とテストをした場合に高い正答率が得られると予測されます。

これはフローの拡大中心が右側の例ですが、左側の条件もあって、この2つの間の判別をします。その結果がこちらですが、眼球運動をしない場合とした場合で学習とテストで般化が生じるかを見たときには、仮説どおりMT+のほうが正答率が高く、初期視覚野のVoxel情報から推定すると偶然の確率でしかない。逆に網膜に映った運動そのものを学習しているのかどうかを調べたい。眼球運動をした条件と、それをシミュレートした網膜運動の刺激の条件を判別すると、この初期視覚野のほうが高いという結果が得られました。

この結果から、先ほども言いましたがデコーディングの手法というのは自分が何を見ているかという視覚内容の推定だけではなくて、正当率を指標として脳の各領域の機能を推定するツールになるということがいえます。

こうしたMVPAを用いた研究というのは、2005年のKamitaniさんの研究からどっと増えてきて、最初の例はHaxbyがMVPAを使った推定をはじめてやった研究ですが、これは顔とほかの物体のカテゴリーの違う視覚刺激を判別した研究で、顔を処理しているところとほかの物体を処理しているところは、脳の高次な処理では場所がちょっと違うので、すでに領域の違いから見ているものを推定できるのですが、それでも領域がかぶっているところもあるということで、このMVPAの手法をはじめて用いてその見ているものを推定しました。ほかの研究は同じカテゴリー内の刺激をMVPAで判別するという研究で、2005年のKamitaniさんやHaynesらの研究以降のものになります。例えば同じ顔の処理をしているんだけど、個人の顔を判別できるとか、このように同じ椅子というカテゴリーで違ったタイプの椅子を判別できるし、さらには違った角度から見たものでもある角度から見た脳活動を学習して、別の角度から見た椅子でも判別できるという例であるとか、あるいは運動とか線分だけではなくてほかの色などの視覚の特性も判別できるという研究もあります。

それからほかの感覚でも、聴覚とか触覚も判別できるということが報告されていますし、感覚だけではなくて運動の出力のほう、手の動作、じゃんけんのような手の複雑な動きも推定できる。これは同じKamitaniさんらのグループの研究です。

次のこれらの例は、さらにマインドリーディングとして一般的に思い浮かべるような内容に近いものですが、先ほどの注意を向けているものも、見えていることは見えているわけですが、見てすらなくてイメージだけでも判別できる。これは家と顔と建物の絵ですが、カテゴリー間の判別であるのですが、MVPAで判定できる。こちらの例は○と×の判別ができるというような研究です。

次の例は、左右の目に別々の映像を出したときには、どちらかの映像が意識にのぼってくる。そのどちらの映像が意識にのぼっているかということを判定できるであるとか、次のSchurgerらの研究は、この図のように右目と左目で同じ色の絵を出すか、あるいは補色の絵を出すかで、同じ色の絵を出したらそれは顔が知覚され、補色同士を組み合わせると赤と緑で黄色になってしまっ

に入ってくる情報というのは処理されるので、どちらも判定できるのですが、高次の視覚野では、こちらの刺激は判別できないということになって、意識にのぼるものが脳のどのへんで表現されているのかということを判定するツールとしても用いることができます。

次の例は右のボタンを押すか左のボタンを押すかを推定する研究で、これは古くは同じような研究が行われていたのですが、それをMRIでやっていまして、右のボタンを押すか左のボタンを押すかというのは、実際に自分が押すと決定したときよりもだいぶ前に判定できるということを示しました。だいぶ前というのは、1秒以下くらいとかではなくて8秒、そのくらいのものすごく前から判別できるということを示して、センセーショナルな報告となりました。

次は単語の意味や、数の概念も判別できるという例で、ほかにも記憶、それからどういう感情の声なのかということも判別できるというふうに、MVPAを使ってほとんどどのような認知的なものも判別できるような勢いになっています。ただし、単語の意味の研究をのぞいたすべての研究はどういう映像とかどういう情報、刺激を得たときにどういう脳活動を示すかというのを実際に計測しないとだめで、その学習に用いた有限個の条件の中から判定するしかないわけです。なので、何か新しい刺激を見たときに、それはその学習した条件の中でしか答えを出せないという問題点がありました。

その問題点を克服した研究がこちらの同じKamitaniさんのグループのMiyawakiさんらの研究ですが、刺激を数種類学習してどれかを当てるというのではなくて、見た映像を再構成するという研究で、学習には10×10の領域ごとに刺激があるかないかということを判別できるような判別器をつくります。実際の刺激は白黒を反転するフリッカー刺激なのですが、簡便化するために黒い背景に白い図で描いています。このようにもとの画像、学習に用いる刺激はランダムなチェッカーボード上の刺激のパターンでしかないのに、新たに見たこういう図形、あるいは文字も、これは平均して合成した画像ですが、四角とか×とか、あるいはこれは“neuron”と読めるくらいに自分が見たものが脳活動から再構成できるという研究です。

これは実際に出した刺激に対して、2秒ごとに分析して再構成された動画です。時間を早めて出しています。MRIは血流の変化を見ているので、実際に提示した刺激からかなり遅れて、血流の変化というのは刺激に対して反応する時間が遅れてくるので、刺激が出て少したってから見たものがぼんやりと復元されるという結果になっています。

これは先ほど言ったように学習しないものでも再構成できるということで新しい研究だったわけですが、これとは少し別のアプローチで同じように学習しない画像も推定できるという研究がほぼ同時期に報告されまして、これはある刺激を見たときに脳で何らかの符号化、エンコーディングが行われて神経活動が起こる、これをモデル化してある刺激が出たらこういう活動が出るだろうというエンコーディングモデルをつくります。そうすると、実際の実験参加者がある画像、自然画像のような複雑なものを見たときの脳活動のパターンを見て、そのエンコーディングのモデルが出したさまざまなパターンの中でどれがいちばん近いかということと比較することで、見ている映像を当てることができる。これは120種類くらいの画像から90%くらいの確率で当てることができるということで、かなり精度が高いということがいえます。

ただこの手法の1つの問題は、あらかじめ候補の画像を用意しておく必要があるということです。ただ逆にいえば候補となる画像を大量に用意しておけば、視覚画像をある意味復元するようなことができるわけです。

これは同じグループでさらに話を進めて、見た動画像を推定するという研究で、運動方向を処理するモデルをつくって静止画だけではなくて動画像も復元することができるということを示した研究です。同じように候補となる画像を用意するわけですが、ユーチューブなどから大量の動画像を用意して候補の中から可能性の高いものから合成して見た映像を表現しています。これがそのいろいろな映画などから切り出した動画像の刺激で、それに対して候補の動画を合成した映像がこちらになります。このようにぼんやりはしていますが、運動方向が同じですし、そのかたちもぼんやりと映っている。これは念写のような感じで映るので、おもしろいデモになっています。

この実験参加者ごとの脳活動から推定された候補の動画を並べた映像がこちらですが、行ごとに異なる実験参加者をあらわしています。それぞれの被験者が脳の活動から推定された、可能性の高い動画像が左から順に選ばれていて、それを合成すると、こういう似たような映像になります。

このように、脳活動から見ているものを当てる、あるいはそれを復元する、それから実際に見ているものではなくてイメージとか記憶などのように、知覚そのものではなくて、内的に起こっているものをある程度推定できるということまでできています。

こうした研究の今後の展開や問題点を述べてみたいと思います。まずはBMIのような自分の意図をコンピュータやロボットに伝えるためにはリアルタイムの処理が必要ですが、これはKamitaniさんらがすでにある程度やっていますけれども、実際の応用を考えるとこういうリアルタイムの処理が必要になってくる。

それからほかの応用として、発声できないようなコミュニケーションに障害がある人を補助するようなツールとして使える可能性がある。

もう1つは、唐山先生のお話にもありましたが、マーケティングにも使う。アンケートなどでは拾えないような好みとか感性といったものを抽出することができるかもしれません。問題点としては、MRIのデコーディングでは高価で大がかりな装置を使わなければいけないので、脳波のように、唐山先生のように外に出て写真を撮るといったようなことができない。

それから学習とテストをしなければいけないわけですが、脳活動というのはそれぞれの個人ごとでかなり違うので、個人間の一般化が難しいので、それぞれの被験者がMRIのスキャナに入ってからかなり長い時間脳活動のパターンのデータを取得する必要があります。

最後は唐山先生の質疑のところにもありましたが倫理的問題。神経科学による倫理的問題をNeuroethicsと言っていますが、心の中を覗くというのは究極のプライバシーなので、それに対して倫理的な観点から考えなくてはいけないということは実際に検討されていて、ATRの川人さんらは、それをBMI倫理4原則として挙げています。1番目は戦争や犯罪にBMIを利用してはならない。2番目は何人も本人の意思に反してBMI技術で心を読まれてはいけない、3番目は、逆に脳に働きかけて心を制御することもいけない。4番目は、BMI技術はその効用が危険とコストを上回りそれ

を使用者が確認するときのみ利用されるべきであるとまとめています。

発表は以上です。ありがとうございました。

---

(石金) ありがとうございました。最後のところで倫理の4原則がすでに提案されているというくらい、脳の活動から心を読む技術が進歩しているということはよくわかりました。また、読む心の種類とでもいいでしょうか、それによって、脳というのはいろいろな部位ごとに機能分化しています。種類ごとにどこを読むべきかということが、繁榊先生のお話でよくわかったかと思います。

それでは質問を受け付けたいと思いますが、何かご質問はございますでしょうか。

(質問者) 今回の話は結局fMRIを使うことで3ミリ角くらいのVoxel単位でそれを計測することができて、個々のVoxelだによほど単純なものでいかどうかわからないけれども、それを組み合わせる、さらにMVPAですか、異質なものを計測するところから反応するところとか、右目、左目なんかを、そういった意味の特性を組み合わせることでいろいろな判別ができるという、そういうことですよね。その組み合わせ方というのは基本的には1次結合だと思ってよろしいですか。

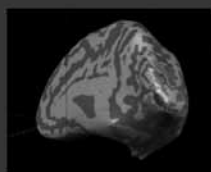
(繁榊) 学習とかテストに用いるVoxelの組み合わせは、先ほどのように領野ごとに分けてすべてサンプリングする方法と、情報をコードしている貢献度が高いものを選んで学習とテストに使う方法があります。

(質問者) あるVoxelだけだとわからないけど、複数のVoxelの情報を総合するというのは結局1次結合、つまり線形和ですね、これに何倍かして、これに何倍かしてという線形和をつくっている。

(繁榊) そうですね、その重みづけ線形和を領野ごとに単純にやる場合もあるし、その領野ごとのVoxelをさらにサンプリングする場合もあるということです。(今回説明した例は線形ですが、必ずしも線形である必要はなく非線形の判別でもかまいません。)

(質問者) 学習という言葉が何回か出てきましたが、これは重みの部分を学習しているという意味でしょうか。

(繁榊) はい、そうです。



# 脳活動情報から心を読む

繁樹博昭



高知工科大学 情報学群

心と体と環境をつなぐ科学のために 2011/11/27

## 機能的磁気共鳴画像法 (fMRI) による 脳活動情報から心を読む



[www.medical.siemens.com](http://www.medical.siemens.com)



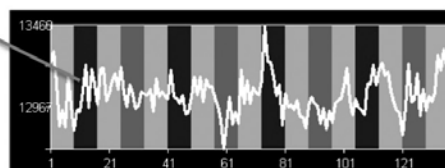
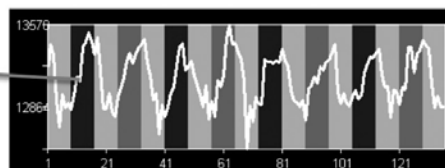
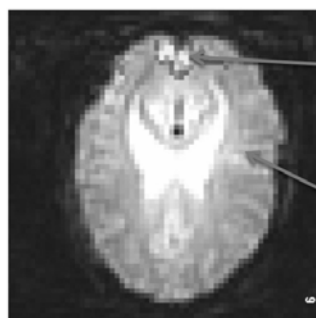


構造画像  
(例)  
解像度: 256 x 256 x 191  
Voxelサイズ: 1 x 1 x 1  
mm



機能画像 (fMRI)  
(例)  
解像度: 64 x 64 x 25  
Voxelサイズ: 3 x 3 x 3  
mm

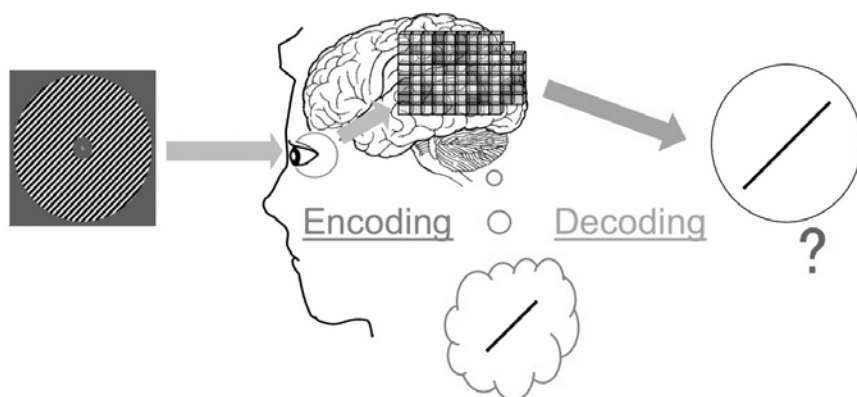
## 従来の典型的な手法: Voxel ごと, 小領域ごとの 単変量解析 (Univariate Analysis)



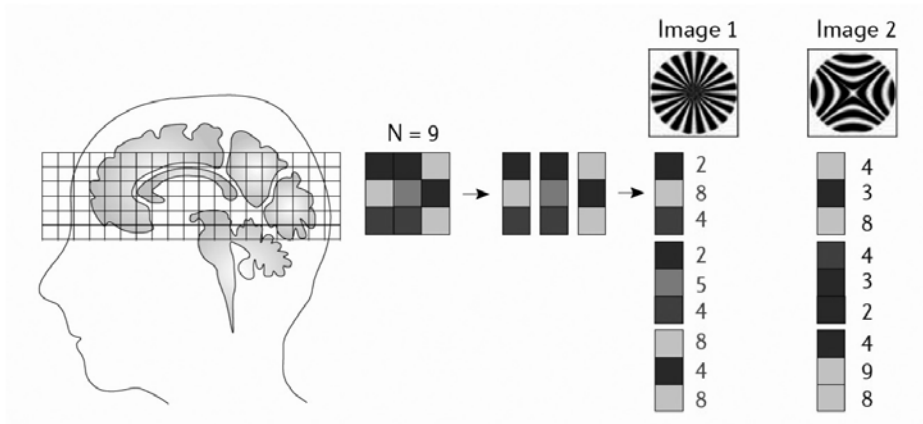
from fMRI 4 Newbies  
<http://psychology.uwo.ca/fmri4newbies/Tutorials.html>

# fMRI画像から知覚内容を読むことは可能か？ 線分の方位のデコーディング

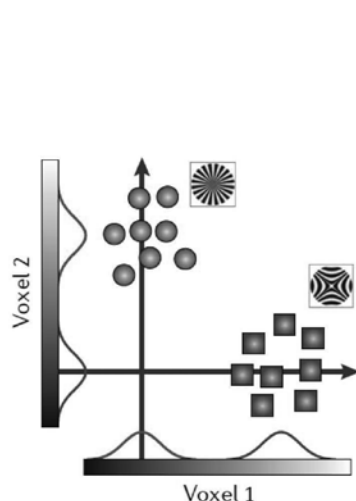
(Kamitani & Tong, 2005; Haynes & Rees, 2005)



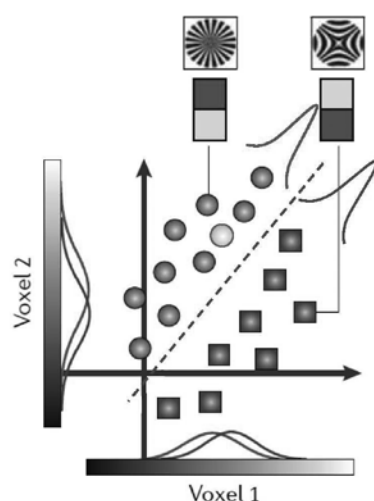
## パターン認識の手法を利用した新しい分析法： 複数のVoxelによる多変量解析 (Multi Voxel Pattern Analysis, MVPA)



Haynes & Rees (2006)

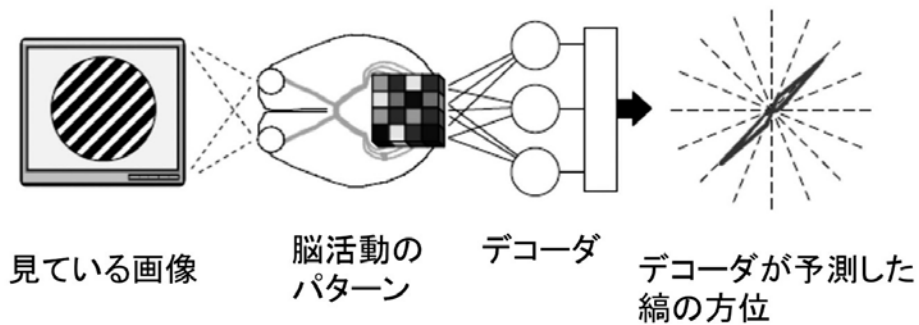
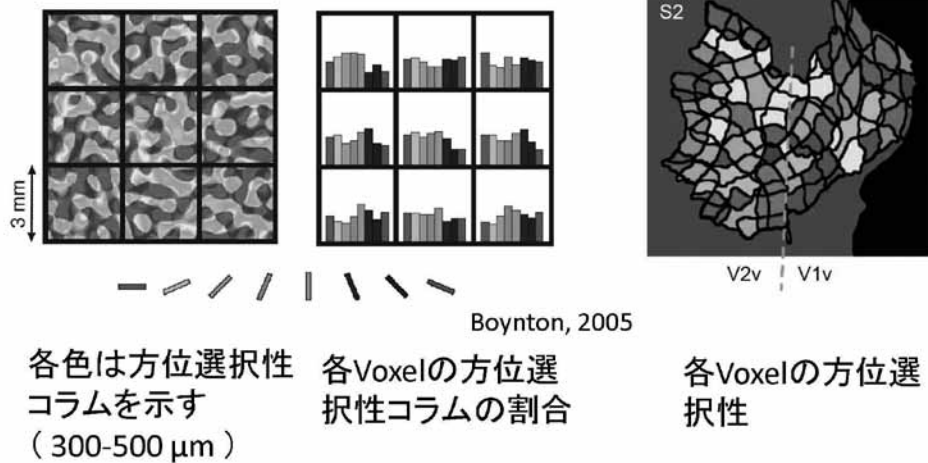


Voxelごとに識別可能

単一Voxelごとでは識別困難  
2つのVoxel情報を用いると  
識別可能

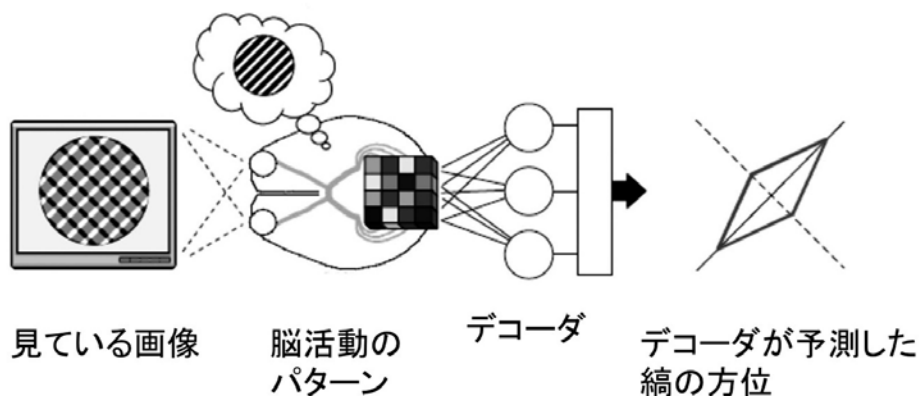
## MVPAによるデコーディングの方法

1. 刺激条件(たとえば縞の方位)ごとに脳活動を測定
2. 選択したVoxel群の脳活動情報を線形SVMなどの機械学習アルゴリズムで学習し, 判別器(デコーダ)を作成
3. 学習に用いていない脳活動情報から刺激を判別器で推定



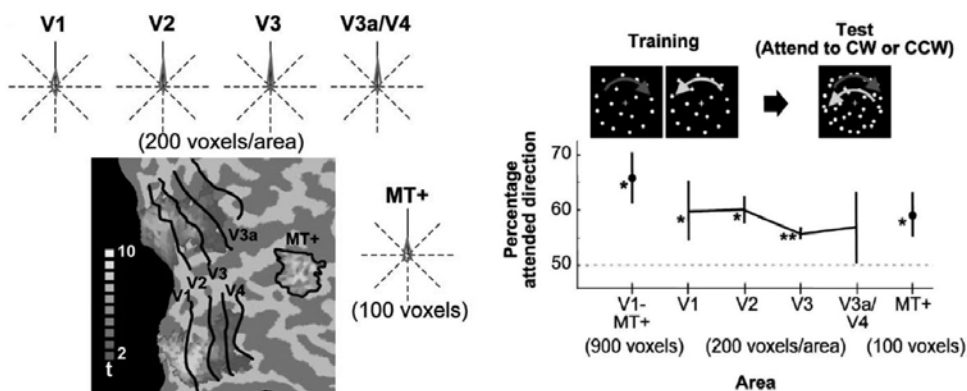
Kamitani & Tong, 2005

## 注意を向けた方位も推定可能 = マインドリーディング

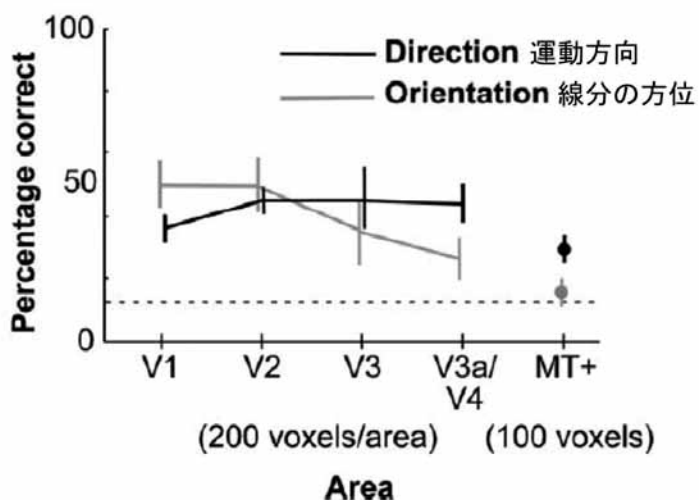


Kamitani & Tong, 2005

## ドットの運動方向と注意を向けたドットの運動方向 (Kamitani & Tong, 2006)



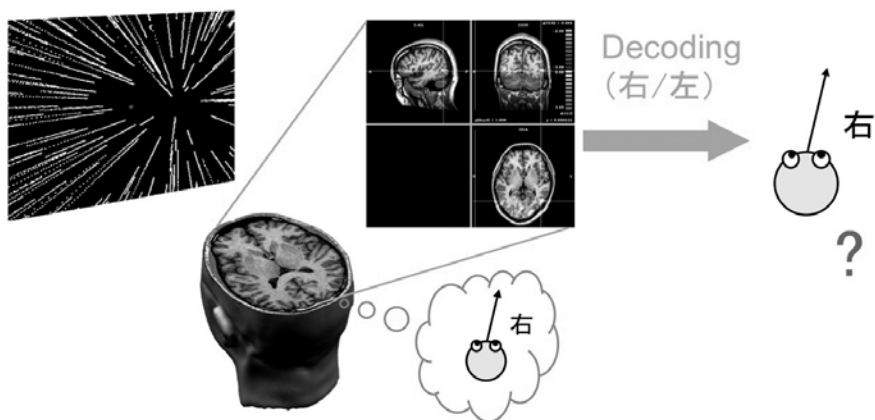
Kamitani & Tong, 2006



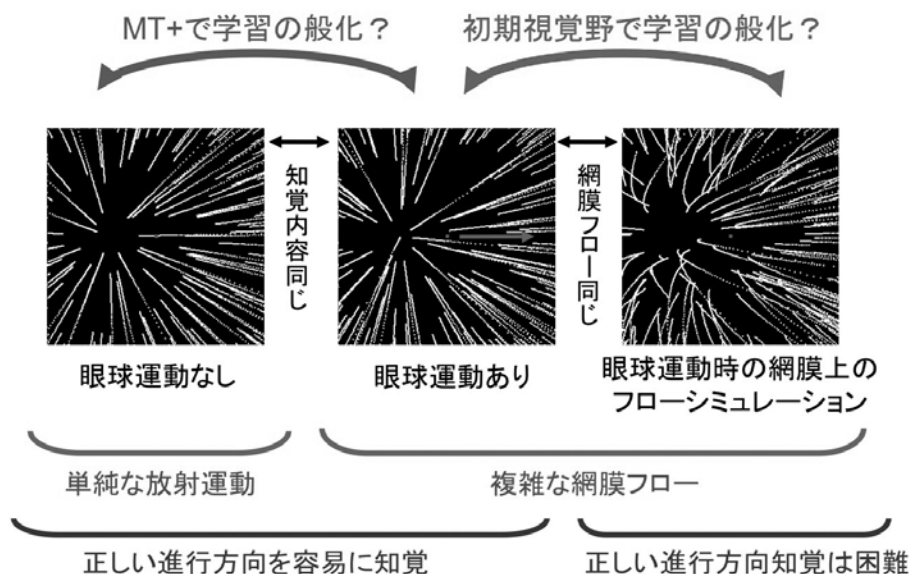
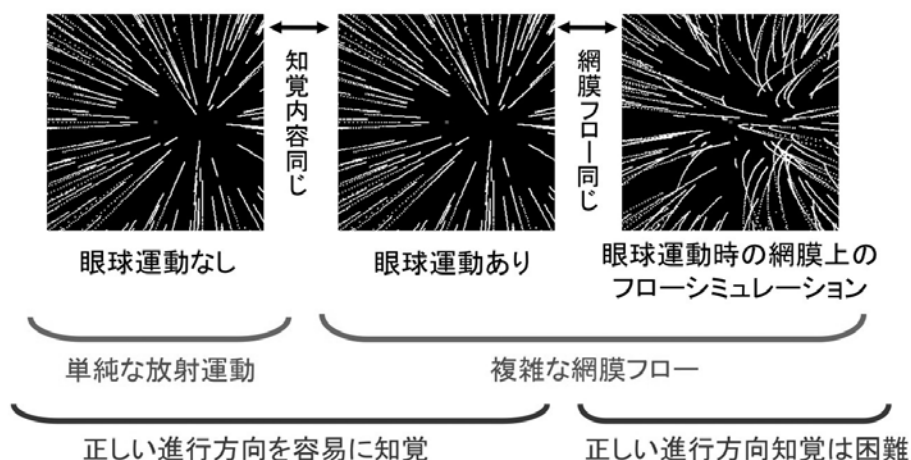
Kamitani &amp; Tong, 2006

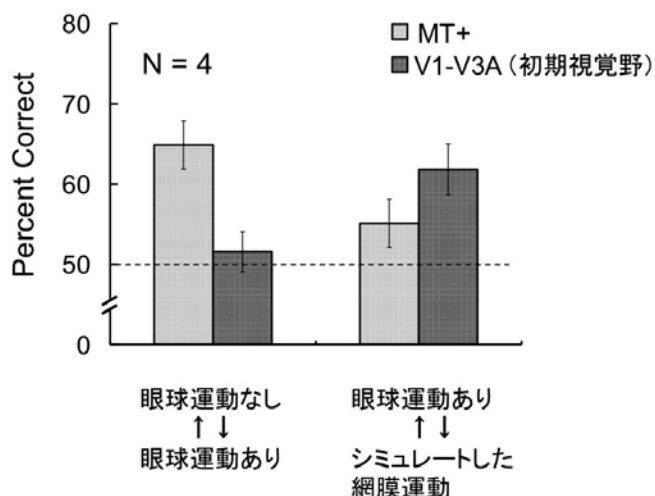
## オプティックフローによる自己運動方向知覚のデコーディング

Shigemasu, Miyawaki, Kamitani, &amp; Kitazaki (2007)



# 眼の動きに依存しない(=網膜上の運動に依存しない) 進行方向の推定は可能か？





MT+: 進行方向知覚が同一のペア > 網膜上の運動が同一のペア

V1-V3A: 進行方向知覚が同一のペア < 網膜上の運動が同一のペア

### MT+

眼球運動, 網膜上の運動に依存しない進行方向識別が可能  
知覚内容を反映

### 初期視覚野 (V1-V3A)

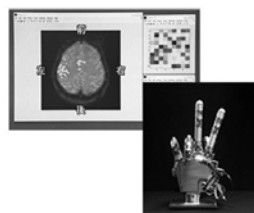
眼球運動由来の運動情報を含めた網膜上のフローを処理

デコーディングの手法は, 知覚内容の推定のみならず  
正答率を指標として脳の各領域の機能を推定する  
ツールとなる



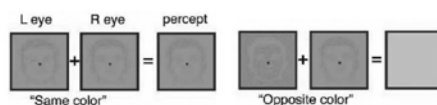
## MVPAを用いた研究例(1)

- 顔, 物体(カテゴリー間) Haxby (2001)
- 個人の顔 Kriegeskorte et al. (2007)
- 視点非依存の物体 Eger et al. (2008)
- 色 Brouwer & Heeger (2009)
- 言語音 Formisano et al. (2008)
- 触覚 Beauchamp et al. (2009)
- 手の動作(ジャンケン)  
木村他 (2006, 2007)



## MVPAを用いた研究例(2)

- イメージ Reddy et al. (2010), Stokes et al. (2009)
- 意識に上る映像  
Haynes & Rees (2005)  
Schurger et al. (2010)
- 意思決定(右/左のボタン押し) Soon et al. (2007)
- 単語の意味 Mitchell et al. (2008)
- 数 Eger et al. (2009)
- 記憶 Chadwick et al. (2010), Rissman et al. (2010)
- 声の感情 Ethofer et al. (2009)





## 動画像の推定 Nishimoto et al. (2011)

Presented clip



Clip reconstructed  
from brain activity



## 動画像の推定 Nishimoto et al. (2011)



## MVPAによるマインドリーディングの 今後の展開, 応用, および問題点

- リアルタイム処理
- BMI(ブレイン・マシン・インタフェース)
- コミュニケーションに障害のある人の補助
- ニューロマーケティング
- 高価で大掛かりなMR装置
- 個人間への一般化が難しい
- 多くの学習用データが必要
- 倫理的問題(Neuroethics)

## BMI倫理4原則(川人・佐倉, 2010)

1. 戦争や犯罪にBMIを利用してはならない
2. 何人も本人の意思に反してBMI技術で心を読まれてはいけない
3. 何人も本人の意思に反してBMI技術で心を制御されてはいけない
4. BMI技術は、その効用が危険とコストを上回り、それを使用者が確認するときのみ利用されるべきである